

文章编号:1000-8055(2019)04-0764-08

doi:10.13224/j.cnki.jasp.2019.04.004

基于 MED 和 LMD 的自动倾斜器轴承 广义 Shannon 熵谱分析

张先辉, 李新民, 金小强

(中国航空工业集团有限公司 中国直升机设计研究所
直升机旋翼动力学重点实验室, 江西 景德镇 333001)

摘 要: 针对轴承信号微弱故障特征易被强背景噪声淹没的问题, 提出采用最小熵反褶积, 通过逆滤波器最优化设计, 对目标信号进行降噪处理, 其峭度值提高了约 3.8 倍, 增强了信号的微弱故障特征; 针对非平稳非线性信号频率成分复杂难以解调的问题, 提出采用局部均值分解(LMD)和峭度-相关系数筛选准则, 其可对非平稳非线性信号进行自适应分解和最优重构, 提高了信号的信噪比; 针对信号耦合调制及边频突出的问题, 通过引入广义 Shannon 熵进行包络谱带内降噪处理, 信号一阶故障特征调制频率与故障特征频率的幅度比降低了 24%~43%。通过实验室信号及某型直升机自动倾斜器轴承故障诊断地面试验的分析结果验证了该方法的合理性和可行性。

关 键 词: 自动倾斜器轴承; 故障诊断; 最小熵反褶积(MED); 局部均值分解(LMD); 广义 Shannon 熵谱

中图分类号: V227; TP277

文献标志码: A

General Shannon entropy spectrum of swash-plate bearing based on MED and LMD

ZHANG Xianhui, LI Xinmin, JIN Xiaoqiang

(Science and Technology on Rotorcraft Aeromechanics Laboratory,
China Helicopter Research and Development Industry,

Aviation Industry Corporation of China, Limited, Jingdezhen Jiangxi 333001, China)

Abstract: To overcome the difficulty of swash-plate bearing early fault features of the helicopter easily immersed in strong background noise, a method based on the minimum entropy deconvolution was proposed through the optimization design of the inverse filter, its kurtosis value was increased by about 3.8 times, the vibration signal was denoised and the weak fault characteristics of vibration signal were enhanced. By using local mean decomposition (LMD) and kurtosis-correlation coefficient criterion to settle the issue of non-stationary and nonlinear signal frequency components of complex demodulation, it can adaptively decompose and optimally reconstruct the non-stationary and nonlinear signal, and improve the signal-to-noise ratio of vibration signal. To settle the issue of coupling modulation and side-band highlighting, through noise reduction in envelope spectrum by introducing the general Shannon entropy, the amplitude ratio of the first-order fault characteristic modulation fre-

收稿日期:2018-01-10

基金项目:航空科学基金(2013ZD02001)

作者简介:张先辉(1991-),男,工程师,硕士,主要从直升机健康监测与故障诊断研究。

引用格式:张先辉,李新民,金小强.基于 MED 和 LMD 的自动倾斜器轴承广义 Shannon 熵谱分析[J].航空动力学报,2019,34(4):764-771. ZHANG Xianhui, LI Xinmin, JIN Xiaoqiang. General Shannon entropy spectrum of swash-plate bearing based on MED and LMD[J]. Journal of Aerospace Power, 2019, 34(4): 764-771.

quency to the fault characteristic frequency was reduced by about 24%—43%. The diagnosis research results of laboratory signal and the fault diagnosis test system for a type of helicopter swash plate bearing verify that the method is reliable and applicable.

Key words: swash-plate bearing; fault diagnosis; minimum entropy deconvolution (MED); local mean decomposition (LMD); general Shannon entropy spectrum

自动倾斜器轴承是常规构型直升机姿态角操纵纵系统的重要组成部分^[1],它既具有一般滚动轴承相同的结构特点,又具有自身在环境和工况上的特殊性。相比于普通滚动轴承,直升机自动倾斜器轴承运行条件更恶劣,大载荷、热负载、高低周循环疲劳载荷及复杂的外界环境^[2]都影响着自动倾斜器轴承的使用寿命,但其设计几乎没有结构余度,一旦失效将可能导致灾难性的后果。因此,直升机自动倾斜器轴承故障诊断技术具有重要的应用价值,能够为提升直升机飞行的可靠性和安全性提供有力支持。

直升机自动倾斜器轴承^[3]具有独特而又复杂的振动特性,低速重载导致其低频振动成分噪声污染非常严重;长而复杂的传递链路使振动信号衰减严重,故障响应十分微弱;繁多的结构部件也会带来振动信号耦合调制和边频突出等问题;大范围载荷瞬时波动则直接导致振动响应具有明显的非线性非平稳特征;另外,故障模式多样、故障样本少也是直升机自动倾斜器轴承故障诊断的一大难题,以上问题的存在都大大地增加了故障诊断的难度。国外对自动倾斜器轴承进行了不同程度的试验研究,1997年,西科斯基公司采用能量对数倒谱分析和振幅解调包络分析等方法^[4]对直升机自动倾斜器轴承进行了研究,已在多个型号上装机应用。国内在常规滚动轴承研究方面做了很多工作,目前常见的故障特征提取方法包括小波变换^[5]、Hilbert变换^[6]、形态学滤波^[7]、经验模态分解^[8-10]、奇异值分解^[11]、局部均值分解^[12-13]等,以上方法在常规滚动轴承故障诊断方面均取得了良好的诊断效果,但还鲜有直升机自动倾斜器轴承相关故障诊断研究。

针对直升机自动倾斜器轴承振动信号存在的问题,本文提出一种基于MED和LMD的自动倾斜器轴承广义Shannon熵谱分析故障诊断方法。首先,采用最小熵反褶积(minimum entropy deconvolution, MED),通过逆滤波器最优化设计,实现目标信号降噪的同时增强其脉冲冲击成分;然后,利用局部均值分解(local mean decomposition, LMD)将目标信号自适应分解为有限个乘积

函数(product function, PF)分量,根据峭度-相关系数筛选准则提取与原始信号相关的PF分量,将其求和重构;最后,对重构信号进行广义Shannon熵谱分析,有效地提取出直升机自动倾斜器轴承的故障特征频率。

1 原理方法

1.1 MED降噪原理

最小熵反褶积(MED)的基本思想^[14]是利用最小熵设计最优滤波器,通过增强滤波后信号的尖锐脉冲冲击成份达到提高微弱故障信息提取准确率的目的。

自动倾斜器轴承振动信号模型假设为

$$y(t) = g(t)x(t) + \sigma(t), \quad t = 1, 2, \dots, N(1)$$

其中 $y(t)$ 表示轴承振动信号, $g(t)$ 表示传递函数, $x(t)$ 表示冲击特征信号, $\sigma(t)$ 表示噪声信号。

最小熵反褶积的关键在于如何设计一个 K 阶的逆滤波器 $f(t)$, 使得经过逆滤波器滤波后的轴承振动信号 $y(t)$ 能够恢复冲击特征信号 $x(t)$ 含有的各项特征及相关信息, 即

$$x(t) = f(t)y(t) = \sum_{k=1}^K f(t)y(t-l), \quad t = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

式中 K 为逆滤波器 $f(t)$ 的阶次。

最小熵解反褶积的实质是寻求逆滤波器 $f(t)$ 的最优解, 使熵值最小, 其中熵值的大小采用 $x(t)$ 的范数衡量

$$Q_2^2[f(t)] = \frac{\sum_{i=1}^N x^4(i)}{\left[\sum_{i=1}^N x^2(i) \right]^2}, \quad i = 1, 2, \dots, k \quad (3)$$

熵值最小化, 也即使信号 $x(t)$ 的峭度 $Q_2^2[f(i)]$ 最大化, 峭度越大其冲击特征也越强。因此, 使其一阶导数为零

$$\frac{\partial Q_2^2[f(t)]}{\partial f(t)} = 0 \quad (4)$$

联合式(2)可得

$$\frac{\sum_{i=1}^N x^2(i)}{\sum_{i=1}^N x^4(i)} \sum_{t=1}^N x(t)y(t-l) = \sum_{p=1}^K f(p) \sum_{m=1}^N y(t-l)y(t-p) \quad (5)$$

式(5)也可表示为矩阵形式,即

$$\mathbf{b} = \mathbf{A}\mathbf{f} \quad (6)$$

其中 \mathbf{A} 为振动信号 $y(t)$ 的 $k \times k$ 自相关矩阵, \mathbf{b} 表示为

$$\mathbf{b} = a \sum_{t=1}^N x^3(t)y(t-l) \quad (7)$$

其中

$$a = \frac{\sum_{t=1}^N x^2(t)}{\sum_{t=1}^N x^4(t)} \quad (8)$$

式(5)经迭代可以得到逆滤波器矩阵为

$$\mathbf{f} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b} \quad (9)$$

迭代终止条件为最大峭度值^[15]。

1.2 广义 Shannon 熵谱分析

广义 Shannon 熵^[16]谱分析的基本思想是利用广义 Shannon 熵增强目标信号幅值大于包络幅值标准差的相关成分,并抑制幅值小于包络幅值标准差的成份,从而达到削减带内噪声和抑制耦合调制产生的边频簇幅值突出的目的,此外,它还兼具包络解调分析的诸多优点。因此,可以通过广义 Shannon 熵谱分析获取直升机自动倾斜器轴承的故障特征信息。

广义 Shannon 熵定义为

$$S(k) = H(k) \log_2 H(k) \quad (10)$$

假设自动倾斜器轴承振动信号为 $x(n)$,其自相关函数为

$$a_x(t) = E[x(n)x^*(n+t)], \quad t = 1, 2, \dots, n-1 \quad (11)$$

其中 t 为时间延迟, x^* 为 x 的共轭函数。

通过对自相关函数 $a_x(t)$ 进行 Hilbert 变换得到其包络信号,再对该包络信号进行傅里叶变换即可得到它的自相关 Hilbert 包络谱 $H(t)$ 。

将广义 Shannon 熵引入 Hilbert 包络谱中,可以得到广义 Shannon 熵谱为

$$H'(t) = \frac{H(t)}{\sigma} \log_2 \frac{H(t)}{\sigma}, \quad t = 1, 2, \dots, n \quad (12)$$

其中 σ 为 Hilbert 包络谱 $H(t)$ 的标准差。

1.3 故障特征提取流程

LMD 能自适应地将任意复杂信号从高频到低频逐次分解为瞬时频率具有物理意义的乘积函数分量之和,其调幅调频特性非常适用于具有多载波多调制特性的滚动轴承故障振动信号分析,具体分解过程详见参考文献[17]。

LMD 的各 PF 分量通常包含虚假分量和较多噪声信息,所以 PF 分量的选取也是故障特征提取的关键之一。

本文采用文献[18]中的峭度和相关系数作为筛选 PF 分量的准则。

峭度定义为

$$K_r = \frac{E(x - \mu)^4}{\sigma^4} \quad (13)$$

其中 E 为数学期望, μ 和 σ 为原信号 x 的均值和标准差。

相关系数定义为

$$\rho_{xy} = \frac{E[(x - \mu_x)(y - \mu_y)]}{\sigma_x \sigma_y} \quad (14)$$

其中 E 为数学期望, μ_x 和 μ_y 分别为原始信号 x 和 y 的均值, σ_x 和 σ_y 分别为原始信号 x 和 y 的标准差。

经多次试验分析,当相关系数阈值设定为大于 0.2 时,选取峭度值最大和次大的 2 个 PF 分量进行重构信号,能够最大的保留故障特征信息和去除强噪声干扰。

基于 MED 和 LMD 的直升机自动倾斜器轴承广义 Shannon 熵谱分析故障特征提取方法步骤如下:

1) 为了消除背景噪声和增强脉冲冲击成分,首先对自动倾斜器轴承原始振动信号 $x(t)$ 进行 MED 降噪处理,得到降噪后的信号 $s(t)$;

2) 对降噪信号 $s(t)$ 进行 LMD 得到若干个 PF 分量 PF_1, PF_2, \dots, PF_n ,剔除趋势量;

3) 在若干的 PF 分量中依据峭度-相关系数筛选准则选取相关系数大于 0.2 和峭度值最大的 2 个 PF 分量进行重构信号 $s'(t)$;

4) 进行广义 Shannon 熵谱分析,得到重构信号的广义 Shannon 熵谱 $H'(t)$;

5) 根据自动倾斜器轴承的外圈、内圈、滚珠故障特征频率,从 $H'(t)$ 中判断自动倾斜器轴承发生故障的部位和类型。

2 实验室数据分析

首先采用美国凯斯西储大学公开的滚动轴承

故障数据来验证该方法的有效性。选取安装在电机驱动端的 SKF6205 轴承故障数据进行验证分析。该轴承采用电火花技术模拟轴承外圈、内圈、滚珠单点点蚀缺陷(点蚀直径分别为 0.177 8、0.355 6、0.533 4 mm)。本文选取轴承点蚀(直径为 0.177 8 mm)位于 6 点钟位置的驱动端外圈故障数据进行分析,相应理论计算得到的外圈故障特征频率为 107.3 Hz,采样频率为 12 kHz,分析点数取 9 700 个点,电动机转速为 1 797 r/min,转速基频为 29.95 Hz。

处理前轴承原始信号的时域波形及其 Hilbert 包络谱如图 1 所示。可以看出,原始信号的冲击特征不明显,其包络谱仅能够判别出外圈故障特征频率的 1 倍频 f_o 、转速基频 f_r 及其 2 倍频 $2f_r$ 和外圈故障特征频率的调制频率 $f_o - f_r$ 、 $f_o - 2f_r$ 、 $f_o + f_r$,难以准确判别故障类型,因此采用 MED 方法对信号进行降噪和脉冲冲击成分增强处理。

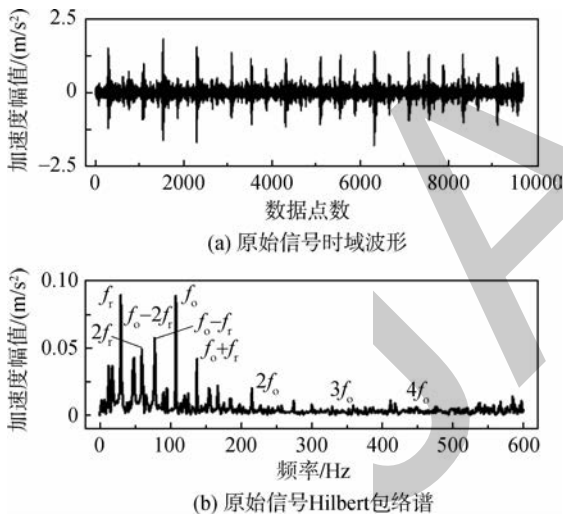


图 1 SKF6205 轴承外圈原始故障振动信号及其 Hilbert 包络谱图

Fig.1 Original vibration signal and its Hilbert envelope spectrum diagram from outer race fault of bearing SKF6205

图 2(a)为对图 1(a)采用 MED 滤波后的振动信号时域波形图。可以看出,原始信号的微弱脉冲冲击成分得到显著增强且呈现周期性分布规律,峭度值提高了约 3.8 倍。依据故障特征提取流程对该信号进行 LMD(分解层数为 6,忽略趋势项)和峭度-相关系数筛选。

选取 PF_1 (最大)和 PF_2 (次大)分量进行信号重构,筛选后的 MED 滤波信号广义 Shannon 谱

如图 2(b)所示,与图 1(b)相比,其转速基频 f_r 和外圈故障特征频率的调制频率 $f_o - f_r$ 、 $f_o - 2f_r$ 、 $f_o + f_r$ 得到有效抑制,调制频率与故障特征频率的幅度比降低了 24%~43%,并且故障特征频率及其 1 至 5 倍频幅值成分变得更为突出,频率 0~ f_r Hz 低频段的噪声抑制效果明显,故障特征频率及其倍频处边频带突出现象不明显,可以据此判定轴承已有严重的外圈故障损伤。与传统的 Hilbert 包络解调法相比较,验证了基于 MED 和 LMD 的广义 Shannon 熵谱分析故障诊断方法的有效性和优越性。

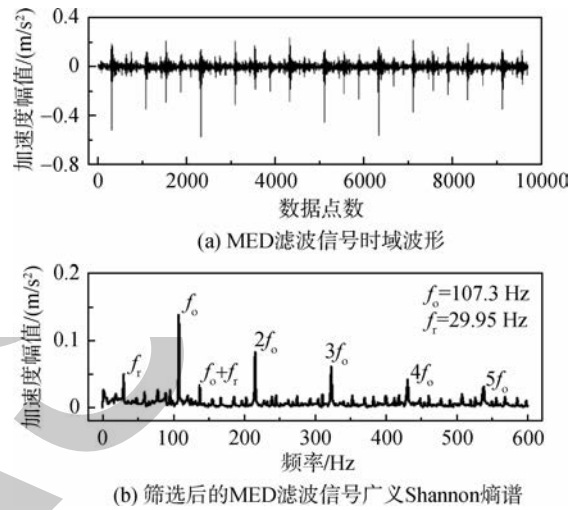


图 2 SKF6205 轴承外圈故障 MED 滤波信号及其筛选后的广义 Shannon 熵谱图
Fig.2 MED filtering signal and its general Shannon entropy spectrum of screened diagram from outer race fault of bearing SKF6205

3 工程应用研究

3.1 试验系统

为了验证广义 Shannon 熵谱分析在直升机自动倾斜器轴承故障诊断中的有效性和实用性,针对某型号直升机全尺寸自动倾斜器轴承装机件开展地面模拟试验,采用电火花刻蚀技术分别对轴承试验件植入三种不同模式的故障(外圈故障、内圈故障、滚珠故障),利用轴承疲劳加载试验机对轴承试验件进行轴向加载,用以模拟真实直升机运行状态下自动倾斜器轴承的受力情况,故障诊断系统如图 3 所示。

该系统通过对振动信号的分析来实现自动倾斜器轴承故障检测,轴承型号为 E3-631,轴承基本参数和故障规格如表 1 所示,采用两个 PCB-



图3 直升机自动倾斜器轴承故障诊断试验系统
Fig. 3 Fault diagnosis test system of helicopter swash-plate bearing

表1 自动倾斜器轴承基本参数及故障植入规格
Table 1 Essential parameter and fault norms of swash-plate bearing

参数	数值	故障类型	槽宽/mm	槽深/mm
接触角/(°)	30	外圈故障	1.0	0.4
滚珠直径/mm	9.525	内圈故障	1.0	0.4
滚珠中心距/mm	374.326	滚珠故障	1.0	0.4
滚珠数/粒	95			

356A16 三轴加速度传感器(灵敏度为 $100 \text{ mV}/(\text{m}/\text{s}^2)$, 分辨率(均方根值)为 $0.0001 \text{ m}/\text{s}^2$, 传感器测量范围(峰值)为 $\pm 50 \text{ m}/\text{s}^2$) 进行数据采集, 信号采样频率为 5000 Hz , 轴承转速为 $219 \text{ r}/\text{min}$, 转速基频为 3.65 Hz , 经理论计算可得外圈故障频率为 169.6 Hz 、内圈故障频率为 177.2 Hz 、滚动体故障频率为 71.68 Hz 。

3.2 试验数据分析

通过轴承疲劳加载试验机故障模拟及振动信号采集, 获取到了大量的自动倾斜器轴承外圈故障、内圈故障和滚珠故障振动信号, 考虑到轴承试验转速过低使得转速基频倍频与故障特征频率容易重叠而导致故障难以辨识的问题, 以 10 圈 13700 余点(转速会有轻微波动)进行数据分析, 满足故障频率辨识最低分辨率要求。

首先以外圈故障振动信号为例进行具体分析, 处理前外圈故障原始信号的时域波形和包络谱如图 4 所示。由图可知, 原始信号具有典型的双冲击特征, 即滚珠进入和退出刻蚀故障处产生的两次冲击现象, 但其包络谱图中高频成分很多, 无法辨识故障频率。这是由于原始信号中混入了严重的噪声干扰, 淹没了故障冲击成分而导致的。

为了消除强噪声干扰, 提取微弱故障特征信息, 对轴承振动信号进行 MED 滤波降噪和脉冲

冲击成分增强处理, 轴承滤波后振动信号时域波形和未筛选的包络谱如图 5 所示, 其中图 5(a) 圆圈处为摘取图 4(a) 中第一个振荡峰 0~1500 个数据点的滤波后时域波形。可以看出, 振动信号中含有较为明显的周期性冲击信号成分, 包络谱图中高频成分得到有效抑制, 故障特征频率谱线有但不突出, 存在低频频率成分复杂、耦合调制及边频幅值突出等问题, 轴承故障类型依然无法辨

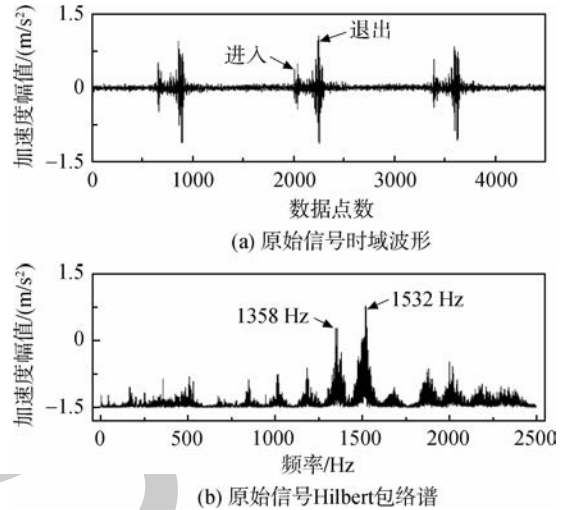


图4 轴承外圈原始故障振动信号及其 Hilbert 包络谱图
Fig. 4 Original vibration signal and its Hilbert envelope spectrum diagram from outer race fault

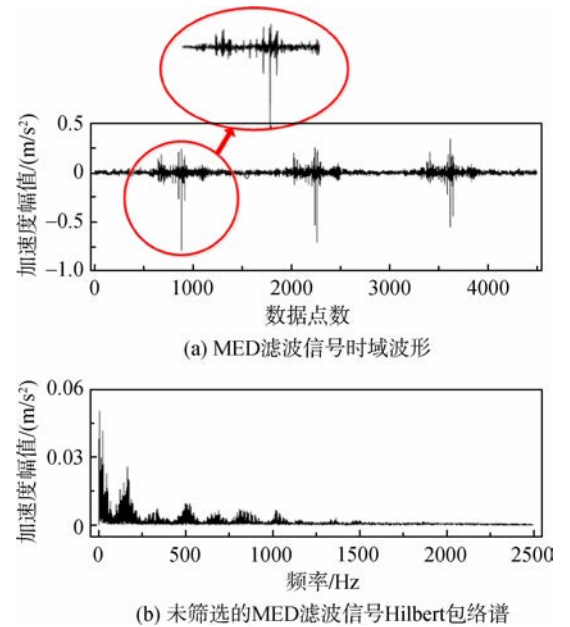


图5 轴承外圈故障 MED 滤波信号及未筛选的 MED 滤波信号 Hilbert 包络谱图

Fig. 5 MED filtering signal and its Hilbert entropy spectrum of unscreened diagram from outer race fault

识。因此,需要利用 LMD 和峭度-相关系数筛选准则对信号进行二次滤波处理。

在 LMD 中,通常与故障相关的冲击成分位于高频段,且相关系数较小的 PF 分量通常视为虚假分量。轴承信号 LMD 后可以得到 5 个 PF 分量和 1 个趋势项,原始信号和 MED 滤波信号 LMD 后各 PF 分量的峭度值和与原信号的相关系数曲线如图 6 所示。对比可以发现,经 MED 滤波处理后,相关系数较大的前两阶高频 PF 分量峭度值得到显著增强,而相关系数较小的后 3 阶虚假 PF 分量峭度值得到明显削弱。这进一步验证了 MED 方法在滤波降噪和脉冲冲击成分增强上的有效性。

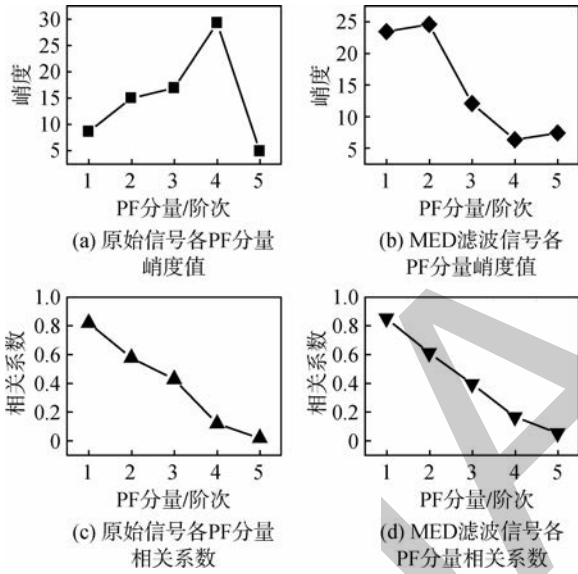


图 6 轴承外圈故障信号及其 MED 滤波信号各 PF 分量的峭度和相关系数对比图

Fig. 6 Comparison diagram of correlation coefficient and kurtosis of the PF component of fault signal and MED filtering signal from outer race fault

根据峭度-相关系数筛选准则选取相关系数大于 0.2 且峭度值最大和次大的 PF₁ 和 PF₂ 分量进行重构信号。筛选后的 MED 滤波信号包络谱如图 7(a) 所示,与图 5(b) 未筛选的包络谱相比,低频噪声干扰剔除效果显著,可以明显看到故障特征频率 1 倍频、2 倍频和 3 倍频谱线,但故障频率倍频附近出现数量多、分布较宽的调制边频带,边频带间隔为旋转频率,且转速基频不明显,存在显著的边频带幅值突出问题,故障频率谱线辨识度不高,这也影响了故障类型的判别。

图 7(b) 为筛选后的 MED 滤波信号广义

Shannon 熵谱,与图 7(a) 筛选后的 MED 滤波信号 Hilbert 包络谱相比,它的故障频率及其倍频幅值更大,可以清晰的看到转速基频 3.65 Hz 和外圈故障特征频率 168.9 Hz,且故障特征频率的 1 倍频至 8 倍频谱线干净,其边频带的幅值得到显著抑制,噪声干扰去除效果及故障频率谱线可辨识度良好,可以判定自动倾斜器轴承外圈存在故障。与传统的 Hilbert 包络解调法相对比(对比图 4(b) 和图 7(b)),由此验证了基于 MED 和 LMD 的广义 Shannon 熵谱分析故障诊断方法的有效性和精确性。

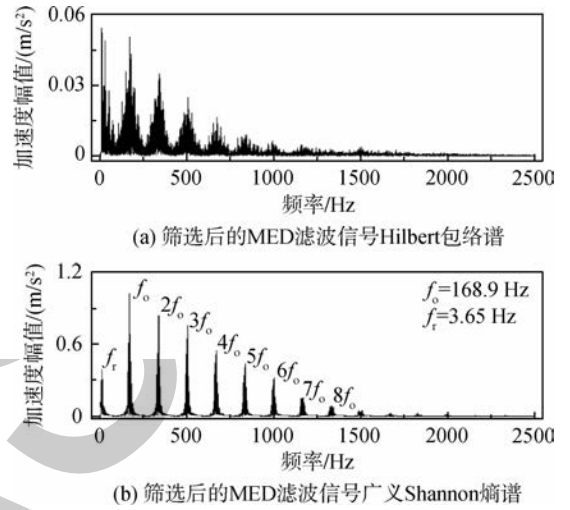
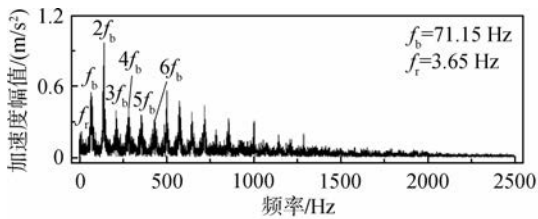


图 7 未筛选和筛选后的轴承外圈故障信号广义 Shannon 熵谱图

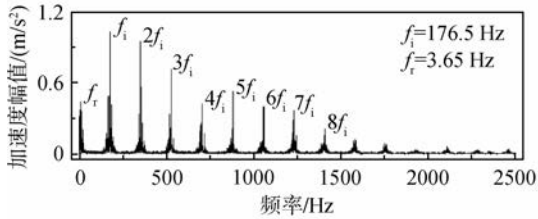
Fig. 7 General Shannon entropy spectrum of unscreened and screened diagram from outer race fault

经本文故障诊断方法处理后的自动倾斜器轴承滚珠故障和内圈故障广义 Shannon 熵谱,如图 8 所示。可以看出转速基频 3.65 Hz 和故障特征频率及其倍频谱线都很突出,其中,滚珠故障特征频率辨识为 71.15 Hz,内圈故障频率辨识为 176.5 Hz,由此典型特征可以分别诊断为轴承滚珠故障和内圈故障。

考虑到轴承拆卸和安装等问题所导致的轴承参数误差、试验转速不稳定等干扰因素,理论计算的故障特征频率(外圈故障 169.6 Hz、滚珠故障 71.68 Hz、内圈故障 177.2 Hz)与分析得到的故障特征频率(外圈故障 168.9 Hz、滚珠故障 71.15 Hz、内圈故障 176.5 Hz)之间必然有小范围的差异,但两者之间的差值的绝对值小于 3 倍的最小分辨率(采样频率/数据点数),因此将广义 Shannon 熵谱的峰值频率判定为故障特征频率是合理



(a) 筛选后的滚珠故障MED滤波信号广义Shannon熵谱



(b) 筛选后的内圈故障MED滤波信号广义Shannon熵谱

图8 筛选后的轴承滚珠和内圈故障信号广义 Shannon 熵谱图

Fig. 8 General Shannon entropy spectrum of screened diagram from rolling ball fault and inner race fault

可行的。

4 结论

本文采用 MED 和 LMD 相结合的广义 Shannon 熵谱分析方法实现了对直升机自动倾斜器轴承的故障诊断和故障类别辨识。通过试验研究和验证分析,验证了本文所提方法的有效性和可行性,得出结论如下:

1) 针对直升机自动倾斜器轴承故障信息微弱难以提取的问题,利用 MED 滤波方法可以有效提高降噪效果并显著增强微弱故障特征成分。

2) LMD 具有分解精度高、分解层数少和分解效率高等优点,结合峭度-相关系数筛选准则可以有效地滤除信号中的强噪声干扰,提高谱分析精度。

3) 广义 Shannon 熵谱分析方法能够很好的滤除调制边频带内噪声,解决边频带幅值突出问题,与传统的包络谱分析方法相比,其故障特征频率及倍频谱线可辨识度更好,准确性也更高。

参考文献:

[1] 张呈林,张晓谷,郭士龙,等. 直升机部件设计[M]. 南京: 教材专业编审组出版,1986.

[2] 孙灿飞,王友仁. 直升机行星传动轮系故障诊断研究进展[J]. 航空学报,2017,38(7):020892. 1-020892. 14.

SUN Canfei, WANG Youren. Advance in the study on fault diagnosis of helicopter planetary gears[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(7): 020892. 1-020892. 14. (in Chinese)

[3] 金小强,李新民,陈焕,等. 基于神经网络的直升机自动倾斜器轴承故障诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2016, 48(2): 230-237.

JIN Xiaoqiang, LI Xinmin, CHEN Huan, et al. Investigations of helicopter swash-plate bearing fault bearing diagnosis based on neural networks[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 48(2): 230-237. (in Chinese)

[4] 张先辉,李新民,金小强,等. 基于神经网络的直升机自动倾斜器轴承故障诊断方法[J]. 新技术新工艺, 2017, 354(6): 67-72.

ZHANG Xianhui, LI Xinmin, JIN Xiaoqiang, et al. Fault diagnosis method of swash-plate bearing based on local Hilbert marginal spectrum[J]. New Technology & New Process, 2017, 354(6): 67-72. (in Chinese)

[5] 项巍巍,蔡改改,樊薇,等. 基于双调 Q 小波变换的瞬态成分提取及轴承故障诊断应用研究[J]. 振动与冲击, 2015, 34(10): 34-39.

XIANG Weiwei, CAI Gaigai, FAN Wei, et al. Transient feature extraction based on double-TQWT and its application in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(10): 34-39. (in Chinese)

[6] 秦波,孙国栋,张利强,等. 基于 Hilbert 包络谱奇异值和 IPSO-SVM 的滚动轴承故障诊断研究[J]. 机械传动, 2017, 41(3): 166-171.

QIN Bo, SUN Guodong, ZHANG Liqiang, et al. Study on the rolling bearing fault diagnosis based on the Hilbert envelope spectrum singular value and IPSO-SVM[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2017, 41(3): 166-171. (in Chinese)

[7] 武哲,杨绍普,张建超. 基于 LMD 自适应多尺度形态学和 Teager 能量算子方法在轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2016, 35(3): 7-13.

WU Zhe, YANG Shaopu, ZHANG Jianchao. Bearing fault feature extraction method based on LMD adaptive multi-scale morphology and energy operator demodulating[J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(3): 7-13. (in Chinese)

[8] 程军圣,于德介,杨宇. 基于 EMD 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2006, 21(3): 575-580.

CHENG Junsheng, YU Dejie, YANG Yu. Fault diagnosis of roller bearings based on EMD and SVM[J]. Journal of Aerospace Power, 2006, 21(3): 575-580. (in Chinese)

[9] 隋文涛,张丹, WANG W. 基于 EMD 和 MKD 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(9): 55-59.

SUI Wentao, ZHANG Dan, WANG W. Fault diagnosis of rolling element bearings based on EMD and MKD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(9): 55-59. (in Chinese)

[10] 向丹,岑健. 基于 EMD 熵特征融合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 航空动力学报, 2015, 30(5): 1149-1155.

XIANG Dan, CEN Jian. Method of roller bearing fault diagnosis based on feature fusion of EMD entropy[J]. Jour-

- nal of Aerospace Power, 2015, 30(5):1149-1155. (in Chinese)
- [11] 童水光,唐宁,从飞云,等. 基于奇异值分解拓展应用的故障特征提取技术[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(1):65-69. TONG Shuiguang, TANG Ning, CONG Feiyun, et al. Rolling bearing fault feature extraction research based on application development of singular value decomposition[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2017, 37(1):65-69. (in Chinese)
- [12] 杜冬梅,张昭,李红,等. 基于LMD和增强包络谱的滚动轴承故障分析[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(1):92-96. DU Dongmei, ZHANG Zhao, LI Hong, et al. Fault diagnosis for roller bearing based on local mean decomposition and enhanced envelope spectrum[J]. Journal of Vibration, Measurement and Diagnosis, 2017, 37(1):92-96. (in Chinese)
- [13] 杨宇,王欢欢,程军圣,等. 基于LMD的包络谱特征值在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 航空动力学报, 2012, 27(5):1153-1158. YANG Yu, WANG Huanhuan, CHENG Junsheng, et al. Application of envelope spectrum characteristics based on LMD to roller bearing fault diagnosis[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(5):1153-1158. (in Chinese)
- [14] 余博,田福庆,梁伟阁. 基于MED和EEMD的滚动轴承故障诊断方法[J]. 海军工程大学学报, 2017, 29(1):107-112. SHE Bo, TIAN Fuqing, LIANG Weige. Fault diagnosis of rolling element bearing based on MED and EEMD[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2017, 29(1):107-112. (in Chinese)
- [15] WALDEN A T. Non-Gaussian reflectivity, entropy and deconvolution[J]. Geophys, 1985, 50(12):2862-2888.
- [16] 唐贵基,王晓龙,邓飞跃. 改进增强峭度谱和增强包络谱在滚动轴承故障诊断上的应用[J]. 振动与冲击, 2014, 33(13):53-58. TANG Guiji, WANG Xiaolong, DENG Feiyue. Application of improved enhanced kurtogram and enhanced envelope spectrum in fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(13):53-58. (in Chinese)
- [17] 孙伟,熊邦书,黄建萍,等. 小波降噪与LMD相结合的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2012, 31(18):153-156. SUN Wei, XIONG Bangshu, HUANG Jianping, et al. Fault diagnosis of the roller bearing using wavelet packet denoising and LMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(18):153-156. (in Chinese)
- [18] 唐贵基,王晓龙. 基于EEMD降噪和1.5维能量谱的滚动轴承故障诊断研究[J]. 振动与冲击, 2014, 33(1):6-10. TANG Guiji, WANG Xiaolong. Fault diagnosis for roller bearing based on EEMD denoising and 1.5-dimensional energy spectrum[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(1):6-10. (in Chinese)

(编辑:李岩梅)